



Estimation par assimilation de données variationnelle de champs de pluie à petite échelle à partir d'atténuations de micro-ondes de satellites TV

François Mercier, Laurent Barthès, Cécile Mallet

► To cite this version:

François Mercier, Laurent Barthès, Cécile Mallet. Estimation par assimilation de données variationnelle de champs de pluie à petite échelle à partir d'atténuations de micro-ondes de satellites TV. URSI France JS 15. Journées Scientifiques 2015: Sonder la matière par les ondes électromagnétiques, URSI France, Mar 2015, Paris, France. pp.47-58. hal-01137778

HAL Id: hal-01137778

<https://hal.science/hal-01137778>

Submitted on 2 Dec 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimation par assimilation de données variationnelle de champs de pluie à petite échelle à partir d'atténuations de micro-ondes de satellites TV

François Mercier*, Laurent Barthès*, Cécile Mallet*

* Université Versailles St-Quentin ; Sorbonne Universités, UPMC Univ. Paris 06 ; CNRS/INSU, LATMOS-IPSL, francois.mercier@latmos.ipsl.fr

Mots clés : assimilation de données, propagation atmosphérique hyperfréquence, observation des précipitations
data assimilation, rain/microwaves interactions, rain measurement

Résumé

Les deux moyens principaux utilisés pour observer les précipitations sont les radars météorologiques et les réseaux de pluviomètres. Cependant les premiers sont chers et ne sont pas disponibles partout, et les seconds ne fournissent que des mesures ponctuelles. Or la pluie est un phénomène naturel présentant une forte variabilité spatio-temporelle. Nous présentons ici une méthode permettant de reconstituer des champs de pluie à petite échelle à partir de l'affaiblissement par la pluie des ondes radio en bande Ku (10-12 GHz) en provenance de satellites de télévision. Les mesures d'affaiblissements sont couplées à un modèle numérique d'évolution des champs de pluie (advection) via un algorithme d'assimilation de données variationnelle (4D-VAR). Cette méthode est appliquée sur des données enregistrées en 2013 dans l'Ardèche dans le cadre de la campagne européenne HyMeX (Hydrological cycle in Mediterranean Experiment). Les cartes de précipitations obtenues à petite échelle (10s, $0.5 * 0.5 km^2$) sont comparées à des observations radar et pluviomètres colocalisées.

Abstract

The two main ways of measuring the rainfall rates are rain gauges networks and weather radars. But the radars are quite expensive and not available everywhere in the world, and the rain gauges only give point-scale measurements, while rain is a highly variable phenomenon both in space and time. We present in this study another method for rebuilding rainfall fields at small scale from a new way of measuring rain rates. It is based on the attenuation of TV-SAT microwaves of the Ku-band by rain. These measurements are then coupled with a numerical model for propagating the rainfall fields (an advection model) via a variational data assimilation algorithm (4D-VAR). This method is applied to data recorded in 2013 in Ardèche, France, as part of the European campaign HyMeX (Hydrological cycle in Mediterranean Experiment). Obtained rainfall maps at small scale (10s, $0.5 * 0.5 km^2$) are compared with collocated radar and rain gauges measurements.

1. Introduction

L'estimation de champs de pluie à petite échelle est un problème important dans de nombreux domaines comme l'hydrologie urbaine, la prévision des crues éclair, l'étude du cycle de l'eau dans le système climatique. Les réseaux de pluviomètres et les radars météorologiques sont les systèmes d'observation généralement utilisés pour l'observation des cellules de précipitations. Le second système permet l'observation de zones étendues avec une résolution spatio-temporelle de l'ordre de 5 minutes et $1 km^2$. Les pluviomètres ont quant à eux une résolution temporelle entre 5 minutes et 1 journée, et un nombre important d'appareils est nécessaire pour obtenir un maillage spatial permettant de bien estimer la variabilité des précipitations. Au final, chaque technique possède ses inconvénients, comme le coût des radars météorologiques (coût faisant qu'ils sont absents dans les pays en voie de développement) ou les coûts de maintenance d'un réseau dense de pluviomètres. Un système de mesure opportuniste a été mis au point pour estimer les affaiblissements dus aux précipitations à partir de la mesure du signal micro-onde reçu en bande Ku provenant de satellites géostationnaires commerciaux de télévision (TV-SAT) [1].

Nous présentons ici une nouvelle méthode permettant de reconstituer des cartes de pluie à partir de mesures d'affaiblissement observés simultanément sur plusieurs liaisons terre-satellites.

Dans la section 2, nous présentons le principe du dispositif de mesure utilisé dans cette étude et le système effectivement déployé. Dans la section 3, nous présentons l'algorithme utilisé pour reconstituer des champs de pluie à partir de ces mesures. La section 4 présente les résultats obtenus sur plusieurs événements pluvieux de

l'automne 2013 et la comparaison avec les moyens de mesure classiques. La section 5 présente les conclusions de l'étude.

2. Données

2.1. Principe

Les micro-ondes dans l'atmosphère sont atténuées par les gaz et les hydrométéores (nuages, pluie). Pour des ondes dans la bande Ku (autour de 12GHz), l'atténuation est essentiellement due à la pluie. De plus, on peut remonter à l'intensité de pluie R (mm/h) à partir de l'affaiblissement linéique K (dB/km) de l'onde via une relation puissance ([1]) de la forme :

$$K = aR^b$$

Avec a et b des coefficients dépendant de la fréquence et de la polarisation de l'onde et de la distribution en taille des gouttes de pluie (voir par exemple [2]). La Figure 1 présente schématiquement ce système de mesure.

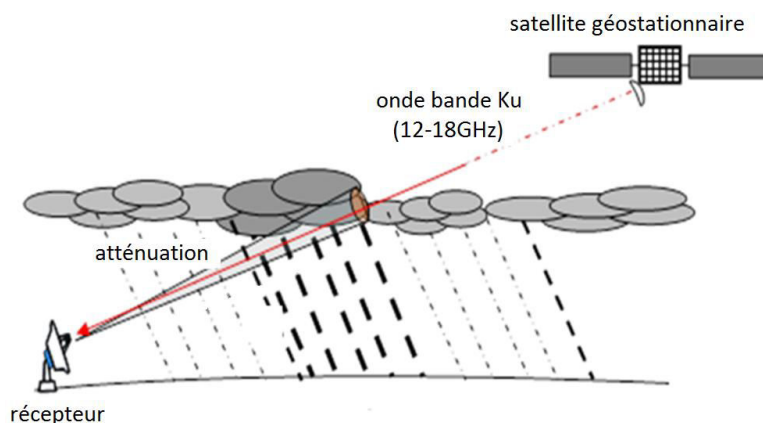


Figure 1 : Principe du système de mesure utilisé dans cette étude

On obtient ainsi des mesures du taux de pluie intégrées sur des segments satellite / récepteur en dessous de l'isotherme 0°C. Des études (voir par exemple [3]) ont été menées afin d'estimer la précision avec laquelle les taux de pluie peuvent être retrouvés à partir de telles mesures.

Par ailleurs, plusieurs études visant à reconstituer des champs de pluie à partir de telles mesures d'atténuation de micro-ondes ont déjà été publiées, traitant la question d'un point de vue théorique (c'est-à-dire avec des données d'affaiblissement simulées numériquement : [4]), ou, plus récemment, avec des données réelles provenant de réseaux de télécommunication au sol ([5], [6]). Ces études utilisaient notamment comme techniques de reconstruction la tomographie ([4], [7]), ou le krigeage ordinaire ([6]). [5] utilise pour la première fois un algorithme d'assimilation de données (filtre de Kalman étendu) basé sur un modèle d'advection des champs de pluie.

Cette étude diffère des précédentes principalement sur deux points. Tout d'abord de par la nature des mesures utilisées (satellites de télévision et non réseau de télécommunications au sol). Ces données présentent plusieurs avantages : mesures opportunistes qui utilisent des émetteurs existants et des récepteurs peu coûteux et robustes, très bonne résolution temporelle (10s dans notre cas) et surtout elles sont disponibles potentiellement partout dans le monde, y compris dans des zones où il n'existe pas de réseaux de radars météorologiques opérationnels. Ce système est présenté et ses performances discutées en détails par [1]. Dans cette étude nous avons mis au point un algorithme d'assimilation de données variationnelle (4D-VAR) pour combiner nos mesures avec un schéma numérique d'advection (voir section 3).

2.2. Données

Le système expérimental utilisé ici (appelé capteur Ku par la suite) est composé d'un récepteur (analyseur de spectre) captant les signaux issus de 4 satellites de télévision émettant en bande Ku et positionnés en orbite géostationnaire sur 4 longitudes différentes. Le système a été déployé en Ardèche, dans le cadre de la campagne européenne HyMeX (Hydrological cycle in Mediterranean Experiment), à l'automne 2013. La Figure 2 présente ce dispositif de mesure. L'Ardèche est une région sujette aux épisodes Cévenols, événements pluvieux intenses, présentant une forte variabilité spatio-temporelle, amplifiée par la topographie. Une description de cette région et de ses caractéristiques est donnée dans [8].

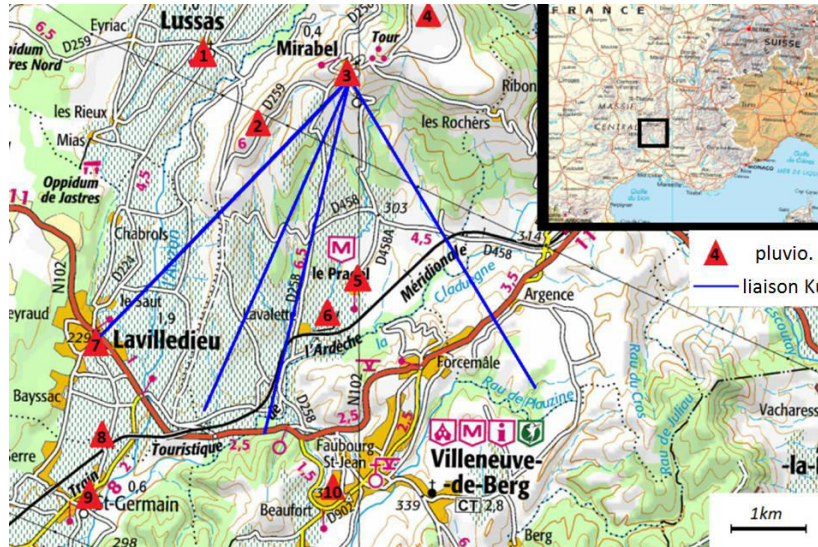


Figure 2 : Système de mesure déployé en Ardèche à l'automne 2013. Les traits bleus désignent les liaisons récepteur / satellite projetées au sol ; les triangles rouges désignent les pluviomètres du réseau HPiconet utilisés pour la validation.

Les données utilisées pour valider les résultats sont de deux types. D'une part un réseau dense de 10 pluviomètres (résolution temporelle 5 minutes) couvrant la même zone (voir Figure 2) et constituant le réseau HPiconet déployé par l'OHMCV (Observatoire Hydro-météorologique Méditerranéen Cévennes-Vivarais) et HyMeX. D'autre part le radar opérationnel de Météo France de Bollène (résolution 5 minutes et 1km^2) situé à 40km au sud-est de notre récepteur.

3. Algorithme de reconstruction des champs de pluie

Dans cette partie, nous présentons l'algorithme utilisé pour reconstruire les champs de pluie à partir des données présentées ci-dessus. Dans un premier temps, nous présentons le modèle numérique utilisé pour propager les champs de pluie dans le temps, puis l'algorithme d'assimilation de données développé pour coupler les observations disponibles et ce modèle.

3.1. Modèle de propagation : advection

Le capteur Ku fournit des mesures d'atténuation intégrées (4 données à chaque pas de temps) mais présentant une très bonne résolution temporelle (10s). Pour reproduire des champs de pluie à partir de ces données, nous allons donc lier les mesures aux pas de temps successifs en utilisant un modèle numérique de propagation des champs de pluie.

On supposera dans toute la suite que les champs de pluie sont advectés par le vent (et donc notamment qu'ils ne se déforment pas et que la quantité totale d'eau est conservée). Cette hypothèse a déjà été utilisée et discutée par [5]. Elle n'a pas pour ambition de décrire physiquement l'évolution de l'atmosphère mais présente l'avantage de décrire facilement les déplacements des champs de pluie sur des temps courts (nos simulations se limitent à environ 45 minutes). Nous reviendrons rapidement sur la pertinence de cette hypothèse dans la section 4.

Plusieurs hypothèses sont effectuées :

- Nous travaillons directement avec des atténuations linéiques (dB/km), et non avec des champs de pluie (mm/h). Nous reconstituons donc des champs d'atténuations, que nous convertissons en taux de pluie à la toute fin du processus de reconstruction.
- L'analyse est opérée en 2 dimensions d'espace, ce qui signifie que nous supposons les mesures réalisées au sol (nous effectuons donc une projection orthogonale des liaisons terre-satellite). Cela implique de supposer les champs de pluie homogènes verticalement.
- Le champ de vent est supposé constant dans le temps et homogène en espace (une seule intensité et direction de vent par événement pluvieux) et est déterminé à partir des corrélations entre les mesures du radar opérationnel Météo France de Bollène aux dates successives. On peut noter que pour de potentielles applications opérationnelles futures, l'ajout d'un second capteur Ku relativement proche du premier permettrait de déterminer le vent directement à partir des mesures d'atténuations (en utilisant une méthode de triangulation).

En notant $K(t, x, y)$ l'atténuation linéique pour une date et un point donné, l'équation d'advection s'écrit :

$$\frac{\partial K}{\partial t} = u \frac{\partial K}{\partial x} + v \frac{\partial K}{\partial y}$$

Avec u et v les deux composantes horizontales du vent.

On utilise ensuite le schéma numérique de Smolarkiewicz ([9]) pour discrétiser cette équation différentielle. Nous travaillons alors sur un maillage rectangulaire de résolution $1s$ et $0.5 * 0.5 km^2$ (ce qui assure la stabilité du schéma numérique pour des vitesses d'advection raisonnables). On peut noter que ce modèle numérique de propagation est déterministe, dans le sens où le problème est entièrement déterminé par la donnée du champ d'atténuation initial et des deux paramètres d'advection u et v . Le champ aux dates suivantes est ensuite obtenu par itérations successives du modèle numérique.

3.2. Assimilation de données 4D-VAR

3.2.1 Principes généraux

L'assimilation de données variationnelle consiste à combiner de manière optimale des observations d'un paramètre physique (comme un champ de pluie) et un modèle numérique propageant ce paramètre dans le temps.

Elle consiste à minimiser une fonction de coût dépendant d'un champ initial inconnu. Cette fonction se compose généralement de deux parties. La première évalue l'écart entre les observations disponibles et le champ inconnu initial, propagé jusqu'à la date de l'observation par le modèle numérique. La seconde partie de la fonction de coût évalue l'écart entre le champ initial inconnu et un champ d'ébauche (connaissance a priori). On peut se référer par exemple à [10] ou [11] pour plus de détails sur l'assimilation de données.

On note K^n le champ d'atténuations linéiques à la date $t^n = n\Delta t$ avec Δt le pas de temps du modèle discrétisé. L'inconnue du problème est le champ d'atténuations à $t = 0$, notée $K = K^0$. La fonction de coût de l'assimilation de données, notée J , s'écrit :

$$J(K) = J_0(K) + J_b(K)$$

Avec :

$$J_b(K) = \frac{1}{2} (K - K_b)^t \mathbf{B}^{-1} (K - K_b)$$

Et :

$$J_0(K) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^N (y^n - H_n K^n)^t \mathbf{R}_n^{-1} (y^n - H_n K^n)$$

Avec $N\Delta t$ la durée totale de la simulation, K_b le champ d'atténuations d'ébauche, \mathbf{B} la matrice de covariance d'erreur d'ébauche, y^n les observations disponibles à la date t^n (i.e. ici 4 mesures d'atténuations), \mathbf{R}_n la matrice de covariance d'erreur d'observations et H_n un opérateur projetant le champ d'atténuations K^n sur l'espace des observations à la date t^n .

On a vu par ailleurs que le modèle numérique était déterministe, et que donc le champ d'atténuations à la date t^n ne dépendait que du champ initial. En notant $M_{n-1,n}$ l'opérateur propageant le champ d'atténuations de la date t^{n-1} à la date t^n (une itération du modèle numérique d'advection), on a :

$$K^n = M_{n-1,n}(K^{n-1})$$

En notant ensuite $M_n = M_{n-1,n} \circ \dots \circ M_{0,1}$, on a :

$$K^n = M_n(K)$$

Minimiser numériquement la fonction de coût nécessite d'estimer son gradient. Celui-ci s'écrit :

$$\nabla J(K) = \mathbf{B}^{-1} (K - K_b) - \sum_{n=0}^N \mathbf{M}_n^t \mathbf{H}_n^t \mathbf{R}_n^{-1} (y^n - H_n M_n(K))$$

Où M_n^t est l'adjoint de l'opérateur linéarisé de M_n .

La difficulté de l'utilisation du 4D-VAR réside dans l'implémentation du modèle adjoint. Dans cette étude, nous utilisons le logiciel YAO, développé au LOCEAN (Laboratoire d'Océanographie et du Climat) décrit dans [12]. Celui-ci facilite l'écriture de l'adjoint et permet de se concentrer sur la physique du modèle. Il est par ailleurs couplé avec un minimiseur numérique performant, appelé M1QN3 (algorithme quasi-newtonien) et développé à l'INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique) (voir [13]).

3.2.2 Fonction de coût utilisée dans cette étude

Le champ d'ébauche K_b est généralement (par exemple dans les modèles météorologiques) issu d'un cycle d'assimilation antérieur ([10]). Cependant, dans cette étude, comme nous travaillons sur des événements courts et fortement variables, nous supposons qu'aucune connaissance a priori du champ d'atténuation n'est disponible. Néanmoins, afin de régulariser les sorties de notre algorithme, nous ajoutons à la fonction de coût J un terme de filtrage J_f . Celui-ci a pour fonction d'ajouter une corrélation entre les points de maille voisins. Cette technique de régularisation a déjà été utilisée, notamment par [4] dans le cadre de la tomographie. Ce terme s'écrit :

$$J_f(K) = c_f \|K - m\|^2$$

Où m_{ij} désigne l'atténuation moyenne sur le point de maille (i, j) et ses 8 voisins immédiats. c_f désigne un coefficient de pondération.

La fonction de coût s'écrit donc finalement :

$$J(K) = J_f(K) + J_o(K)$$

Avec J_o le terme d'écart aux observations défini plus haut (la matrice de covariance d'erreur d'ébauche R_n étant ici l'identité).

4. Résultats

Dans cette partie, nous allons tout d'abord décrire rapidement les événements pluvieux enregistrés par le capteur KU à l'automne 2013 et montrer que nous nous bornerons dans cette étude à traiter les événements présentant un caractère suffisamment advectif. Ensuite, nous validerons notre algorithme de reconstruction de champs de pluie face aux données intégrées issues des radars météorologiques puis face aux données ponctuelles issues des pluviomètres.

4.1. Description / choix des événements

Huit événements pluvieux significatifs ont été enregistrés par le capteur Ku durant l'automne 2013. Le Tableau 1 présente les caractéristiques principales de ces événements.

Tableau 1 : Moyenne (ρ) et écart-type (σ) des maximums normalisés de la corrélation entre les cartes radar successives, pour 8 événements de l'automne 2013. Sont également présentés les paramètres d'advection déduits des cartes radars, ainsi que les atténuations moyennes et maximales enregistrées par le capteur Ku, et l'isotherme 0°C estimé à partir des relevés Météo France à Aubenas.

N°	date	début	fin	ρ	σ	advection		Atténuation (dB)		Iso. 0°C
						vitesse	Direction	moyenne	Max.	
1	07/09	14h00	14h35	0.90	0.025	11.5 m/s	210°	1.64	5.29	3.5km
2	07/09	17h35	18h10	0.81	0.026	12.6 m/s	199°	1.19	5.00	3.0km
3	08/09	14h40	15h25	0.81	0.082	6.2 m/s	238°	2.51	12.78	3.9km
4	28/09	18h05	18h40	0.90	0.015	13.6 m/s	191°	1.20	9.89	3.5km
5	29/09	2h05	2h50	0.89	0.019	7.9 m/s	208°	4.37	13.97	2.8km
6	04/10	18h25	18h25	0.81	0.030	12.1 m/s	194°	1.95	7.49	3.0km
7	20/10	6h35	7h05	0.92	0.018	16.2 m/s	220°	2.56	11.28	2.5km
8	20/10	8h50	8h50	0.89	0.015	16.2 m/s	220°	5.32	12.48	2.5km

Nous avons vu plus haut (voir section 3.1) que le modèle numérique utilisé par l'algorithme d'assimilation pour propager les champs de pluie est purement advectif. Cette modélisation ne peut naturellement pas toujours

convenir, en particulier dans une région montagneuse comme les Cévennes où les précipitations peuvent notamment être amplifiées par l'orographie ([14]). Ce modèle nous contraint également à travailler sur des durées assez courtes ($< 45\text{min}$), là encore pour que la cellule de pluie reste peu déformée.

Par conséquent, nous nous limiterons dans la suite au traitement d'événements courts et présentant un caractère « suffisamment » advectif. Nous quantifions ce « suffisamment advectif » en introduisant des critères sur la corrélation entre les champs de pluie mesurés par le radar Météo France de Bollène aux pas de temps successifs. Le **Tableau 1** présente le maximum moyen de corrélation (colonne 5) entre les champs radar successifs pour chaque événement ainsi que l'écart-type de ces maximums de corrélation (colonne 6) (ainsi, par exemple, un fort écart-type signifie que le maximum de corrélation entre 2 cartes radar successives varie fortement selon le moment). Dans la suite, on se limitera au traitement des événements présentant une corrélation moyenne supérieure ou égale à 0.89 et un écart-type inférieur à 0.02. Quatre événements pluvieux seront ainsi traités, numérotés 4, 5, 7 et 8 dans le **Tableau 1**, et correspondant respectivement au 28/09 (18h05 – 18h40), 29/09 (2h05 – 2h50), 20/10 (6h35 – 7h05) et 20/10 (8h20 – 8h50).

Notons que l'on pourrait également appliquer notre algorithme à tous les événements enregistrés et montrer ensuite qu'il échoue pour les événements ne vérifiant pas les critères statistiques ci-dessus. Nous nous en tiendrons ici aux 4 événements décrits ci-dessus par souci de concision.

4.2. Données intégrées : comparaison radar / capteur Ku

4.2.1. Zone de validation

Nous avons vu plus haut que l'algorithme produisait des champs de pluie sur un maillage rectangulaire. Cependant, l'algorithme ne peut pas reproduire des champs réalistes sur la grille toute entière. En effet, certaines portions d'une cellule de pluie peuvent se trouver sur le maillage sans jamais durant l'événement passer au-dessus des liaisons Ku. Afin d'évaluer les performances de notre méthode, nous allons donc définir une « zone étendue d'assimilation », correspondant à l'ensemble de la zone « couverte » par les liaisons Ku, en supposant l'événement purement advectif (voir **Figure 3**).

Nous introduisons également une « zone d'assimilation restreinte » définie comme la zone située immédiatement en-dessous des liaisons Ku. Cette seconde zone est introduite pour deux raisons principales. Tout d'abord car la zone étendue n'est pas fixe (d'un événement à l'autre), dans la mesure où elle dépend de la vitesse et de la direction d'advection (vent). Ensuite, nous avons vu que le modèle d'advection n'est pas forcément parfait. Comparer les résultats dans la zone restreinte (où la qualité du modèle devrait moins intervenir, la zone étant directement couverte par les liaisons) avec ceux dans la zone étendue devrait nous donner des indications sur la pertinence du modèle pour chaque événement.

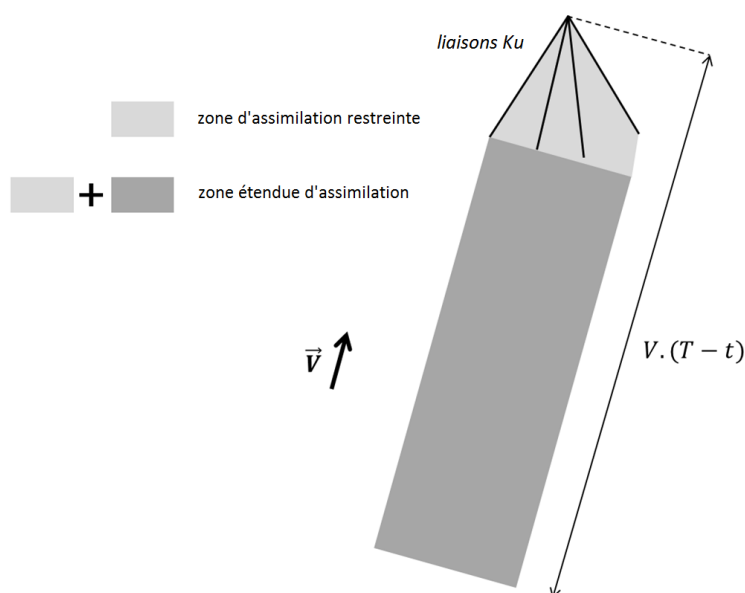


Figure 3 : Zones d'assimilation restreinte et étendue. \vec{V} est la vitesse d'advection (vent), T la durée totale de la simulation, et t la date « courante ».

4.2.2. Résultats

Nous avons vu que l’algorithme de reconstruction produisait des champs de pluie discrétisés sur un maillage à 1s et $0.5 \times 0.5\text{km}^2$. Le radar Météo France fournissant quant à lui des champs à une résolution de 5 minutes et 1km^2 , nous commençons par intégrer les champs Ku jusqu’à cette résolution.

Dans cette section, le **Tableau 2** présente les résultats numériques des comparaisons entre les champs de pluie enregistrés par le radar et ceux reproduits par notre algorithme pour chaque évènement advectionnel de l’automne 2013. La **Figure 4** montre la capacité de notre algorithme à produire des champs de pluie compatibles avec les observations du capteur Ku pour l’évènement du 28/09. La **Figure 5** montre, toujours pour l’évènement du 28/09, les champs de pluie enregistrés par le radar et reproduits à partir des données du capteur Ku.

Tableau 2 : Coefficients de corrélation r entre champs de pluie radar et Ku et équation de la droite de régression correspondante pour deux résolutions spatiales ; biais (i.e. différence entre taux de pluie moyens radar et KU), taux de pluie radar moyens et biais relatif (c’est-à-dire 6^{ème} colonne divisée par la 7^{ème}). Ces statistiques sont présentées pour les deux zones de validation définies plus haut.

Zone restreinte d’assimilation							
Evènement	r		dte. de régression		biais mm/h	taux. pluie moy. (mm/h)	biais relatif
	$1 \times 1\text{km}^2$	$2 \times 2\text{km}^2$	$1 \times 1\text{km}^2$	$2 \times 2\text{km}^2$			
4 (28/09)	0.85	0.92	$0.98x + 1.3$	$1.08x + 0.5$	+1.1	5.2	+21%
5 (29/09)	0.77	0.84	$0.95x + 0.5$	$0.94x + 1.1$	−0.7	24.9	−2.8%
7 (20/10)	0.81	0.88	$0.44x + 6.1$	$0.55x + 2.5$	−7.9	25.1	−31%
8 (20/10)	0.39	0.82	$0.40x + 26$	$0.83x + 3.5$	−2.7	47.1	−5.7%

Zone étendue d’assimilation							
Evènement	r		dte. de régression		biais mm/h	taux. pluie moy. (mm/h)	biais relatif
	$1 \times 1\text{km}^2$	$2 \times 2\text{km}^2$	$1 \times 1\text{km}^2$	$2 \times 2\text{km}^2$			
4 (28/09)	0.48	0.52	$0.68x + 1.3$	$0.74x + 0.97$	−0.1	3.6	−2.7%
5 (29/09)	0.51	0.53	$0.53x + 3.8$	$0.51x + 4.7$	−6.9	34.7	−20%
7 (20/10)	0.81	0.87	$0.58x + 3.5$	$0.68x + 2.0$	−2.1	12.2	−17%
8 (20/10)	0.64	0.78	$0.72x + 4.7$	$0.85x + 1.3$	−6.5	35.4	−18%

Nous allons dans un premier temps analyser les résultats obtenus pour l’évènement du 28/09/2013. Nous pouvons voir sur les séries temporelles d’atténuations mesurées par le capteur Ku (**Figure 4**, courbe bleue) qu’il y a deux pics de précipitations distincts le long des liaisons, le premier vers 18h15 et le second vers 18h35. La carte radar de cet évènement (**Figure 5**, bas) montre que le second pic correspond à une cellule pluvieuse qui s’intensifie progressivement entre 18h25 et 18h40 alors qu’elle se déplace vers le nord.

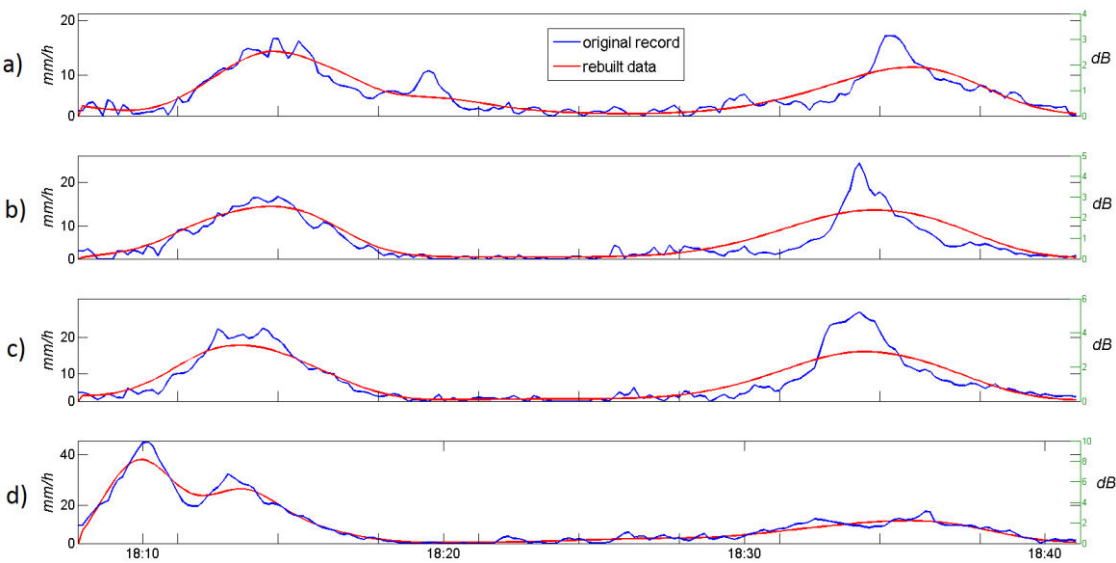


Figure 4 : Taux de pluie intégrés le long des 4 liaisons tels qu’enregistrés par le capteur Ku (bleu) et reproduits par l’algorithme d’assimilation (rouge), durant l’évènement du 28/09/2013. Les graphes a) à d) représentent les 4 liaisons KU de l’ouest vers l’est.

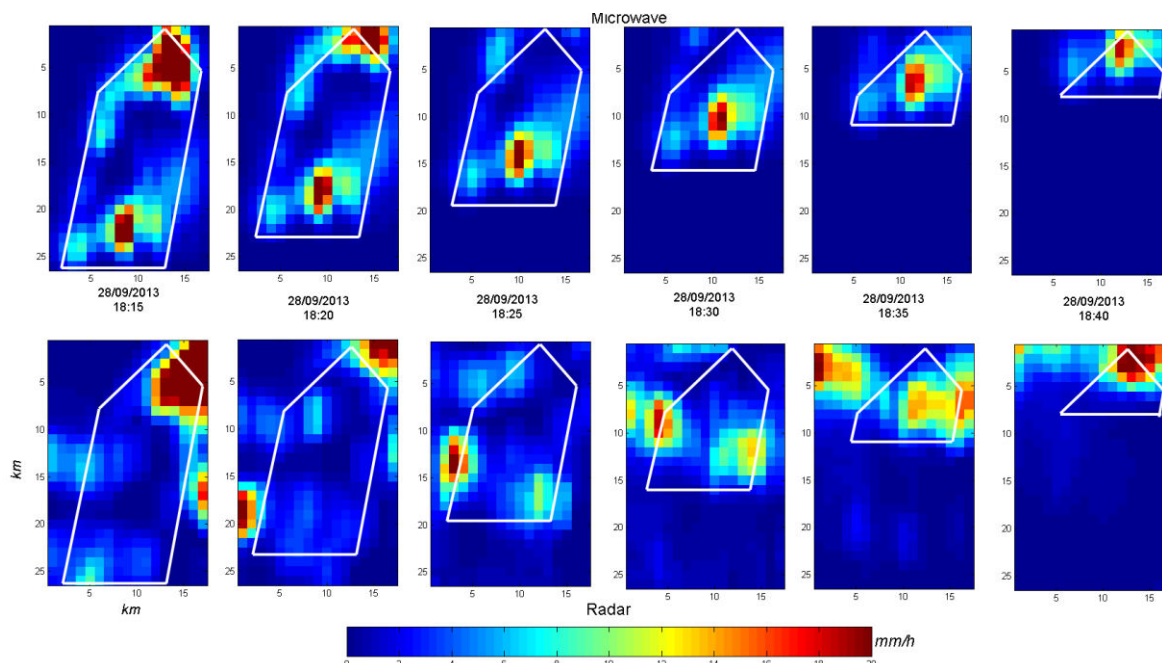


Figure 5 : (haut) : Champs de pluie reconstruits par notre algorithme à partir des données du capteur Ku et intégrés sur 5 minutes présentés toutes les 5 minutes pour l'évènement du 28/09/2013. On rappelle que l'inconnue de l'assimilation est le champ initial (à gauche) et que les champs aux dates suivantes sont simplement advectés à partir du premier, ce qui signifie par exemple que la cellule pluvieuse passant au-dessus des liaisons Ku à 18h35 est celle située au sud-ouest de la carte à 18h15. (bas) : Champs de pluie enregistrés par le radar Météo France de Bollène à la même heure. La zone définie par les traits blancs est la zone étendue d'assimilation. La zone restreinte est définie par le triangle situé au nord de la précédente (la pointe du triangle indique donc la position du capteur Ku).

En regardant les résultats de l'algorithme d'assimilation pour cet évènement, on peut dégager trois enseignements principaux :

- Le taux de pluie moyen autour des liaisons (i.e. dans la zone d'assimilation restreinte) est correctement reproduit (biais moyen de 1.1mm/h), de même que le taux moyen dans la zone étendue (biais moyen de -0.1mm/h).
- La cellule de pluie située le plus au nord (et qui produit le premier pic de précipitations visible sur la Figure 4) est correctement reproduite par l'algorithme (voir Figure 5, gauche), tandis que la cellule située le plus au sud est largement surestimée par notre algorithme. Ceci est une conséquence de l'erreur modèle. La quantité totale d'eau est en effet parfaitement conservée dans le temps par le modèle d'advection utilisé, tandis que l'on peut très facilement voir sur la Figure 5 (bas) que, dans la réalité, cette cellule a tendance à s'intensifier tandis qu'elle avance. L'algorithme par conséquent surestime la quantité d'eau à l'instant initial de manière à ce qu'une fois advectée jusqu'au-dessus des liaisons Ku, la cellule produise des atténuations réalistes. On peut aussi facilement mettre à jour cette erreur modèle en comparant la corrélation entre les champs radar et Ku pour cet évènement dans la zone d'assimilation restreinte (0.85) et dans la zone étendue (seulement 0.48, voir Tableau 2).
- La projection du deuxième pic de précipitations (vers 18h35) sur les liaisons Ku est lissée par l'algorithme d'assimilation (Figure 4). Ceci est une autre conséquence de l'erreur modèle. En effet, le modèle numérique d'advection utilisé (discretisation de l'équation d'advection par le schéma de Smolarkiewicz) présente une diffusion numérique limitée mais tout de même significative (voir [9]). Cela signifie que plus le modèle de propagation est appliqué sur une longue période et plus les champs sont lisses. Les forts gradients des champs de pluie ne peuvent ainsi être propagés longtemps par le modèle. Cependant, on se doit de noter que ce lissage reste relativement limité pour cet évènement, dans la mesure où il n'apparaît pas lorsqu'on effectue une régression entre le champ reconstruit et le champ radar (voir Tableau 2 : le coefficient directeur de la droite de régression est très proche de 1, à 0.98).

Les autres évènements traités confirment le premier point (la quantité totale d'eau est généralement bien reproduite, voir Tableau 2), ce qui est une conséquence du fait que les mesures effectuées par le capteur Ku sont

intégrées en espace et à très bonne résolution temporelle (10s). Le capteur Ku « voit » bien toute l'eau tombant dans la zone qu'il couvre.

La tendance de l'algorithme à lisser les champs de pluie est également très claire pour deux autres événements, à savoir le 5^{ème} (29/09) et le 7^{ème} (20/10). Cette tendance apparaît à la fois sur les séries temporelles de précipitations au-dessus des liaisons et sur les pentes des droites de régression entre champs radar et Ku (Tableau 2), avec pour ces deux événements des pentes respectivement de 0.44 et 0.40 (pour la zone d'assimilation restreinte et à une résolution de 1km^2).

Nous pouvons aussi noter que la comparaison pixel à pixel entre champs radar et Ku donne de très bons résultats pour trois événements (les 4^{ème}, 5^{ème} et 7^{ème}, avec des coefficients de corrélation respectivement de 0.85, 0.77 et 0.81), mais échoue pour le 8^{ème} événement, avec un r de 0.39 et une ordonnée à l'origine de 26mm/h , ce qui est naturellement excessif. Cependant, lorsqu'on dégrade la résolution des champs radar et Ku jusqu'à un maillage de $2 * 2\text{km}^2$ (Tableau 2, colonnes 3 et 5), les coefficients de corrélation augmentent pour les trois premiers événements (respectivement 0.92, 0.84 et 0.88 pour les événements 5, 7 et 8). Surtout, le test n'échoue plus pour le 8^{ème} événement, avec un coefficient de corrélation désormais de 0.82. On voit ainsi que même si le champ de pluie reproduit à partir des données d'atténuations peut être très différent du champ radar à la résolution minimale (c'est-à-dire, celle du radar), l'algorithme donne ici des résultats compatibles avec ceux du radar dès lors que l'on dégrade un peu la résolution. Cependant, il va de soi que la petite taille de la zone étudiée comme le petit nombre d'événements traités nous incite à éviter de tirer des conclusions statistiques.

On note enfin (Tableau 2) que les comparaisons radar/Ku pixel à pixel donnent des résultats nettement moins satisfaisants sur la zone d'assimilation étendue (à cause des erreurs modèle). Néanmoins :

- La zone couverte peut être assez étendue sous réserve que le déplacement des champs de pluie puisse effectivement être correctement modélisé par un schéma purement advectif (voir les deux événements du 20/10). Or si la topographie et la météorologie de la zone étudiée font que peu d'événements seulement sont vraiment advectifs, on peut s'attendre à de meilleurs résultats dans des zones de plaine.
- Les performances du modèle et la surface couverte pourraient significativement augmenter en utilisant plusieurs récepteurs.

4.3. Données ponctuelles : comparaison pluviomètres / radar / capteur Ku

Les données des pluviomètres sont ponctuelles en espace et intégrées en temps (résolution de 5 minutes). Afin de comparer ces données avec les champs de pluie reconstruits à partir de nos mesures d'atténuations, ces champs doivent être intégrés sur 5 minutes. Les pluviomètres seront par ailleurs supposés fournir une bonne estimation de la pluie tombant sur les pixels de $0.5 * 0.5\text{km}^2$ où ils sont disposés (taille des pixels de l'algorithme d'assimilation). La Figure 6 montre, pour les 4 événements étudiés, les cumuls de pluie mesurés par l'un de ces pluviomètres, localisé au Pradel (pluviomètre numéro 5 de la Figure 2). La Figure 6 présente aussi le cumul de pluie mesuré par le radar de Météo France de Bollène pour le pixel (1km^2) où le pluviomètre est situé. On peut voir des différences significatives entre la quantité d'eau totale mesurée par le radar et par le pluviomètre. Par exemple, pour l'événement du 20/10, le pluviomètre enregistre environ 11.5mm tandis que le radar ne mesure que 7mm d'eau. Enfin, la Figure 6 montre les cumuls de précipitations au Pradel tels que reproduits par notre algorithme de reconstruction. Ces courbes dénotent des résultats satisfaisants pour notre algorithme : pour les 4 événements étudiés, les sorties de notre algorithme sont plus proches des données pluviomètres que les données radar (qui sont, on le rappelle, intégrées sur des pixels d' 1km^2 contre 0.25km^2 pour notre algorithme). L'algorithme Ku semble donc fournir une bonne estimation du total d'eau tombé sur des points précis au sol.

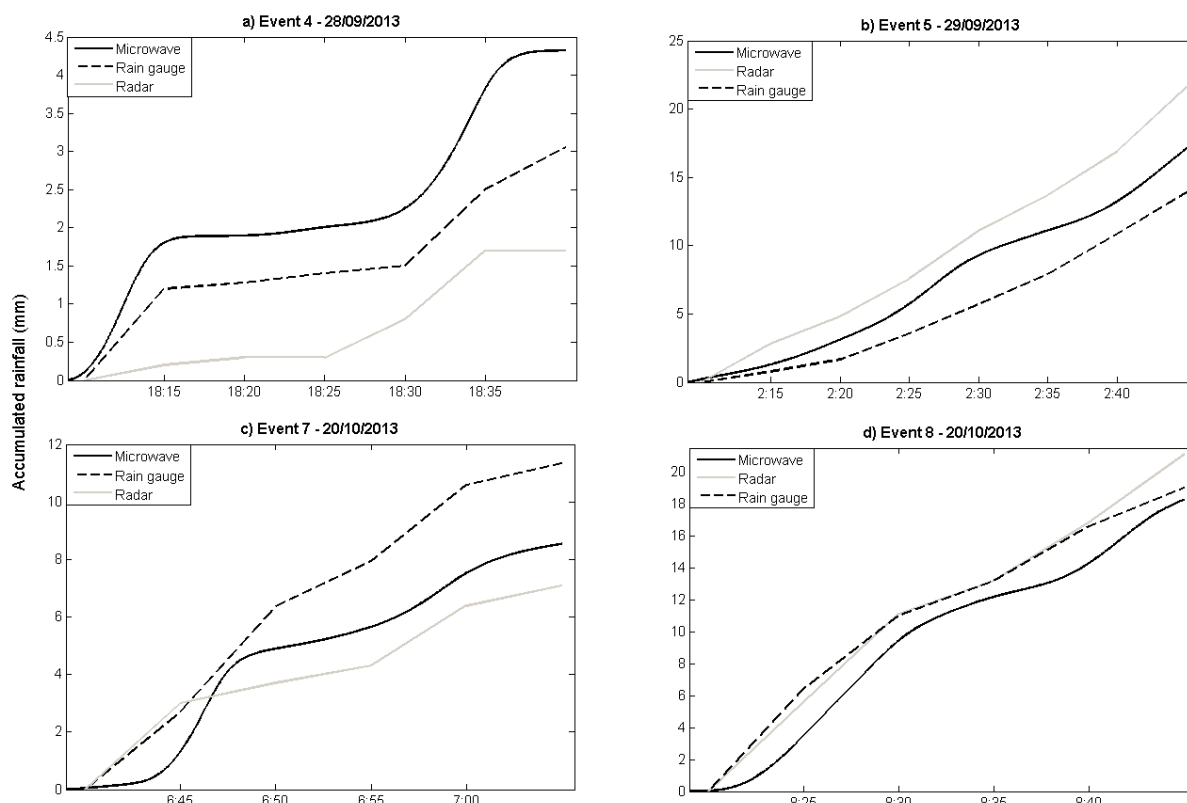


Figure 6 : Cumuls de pluie pour les 4 événements étudiés à Mirabel, le Pradel. Les données extraites des champs de pluie reconstruits par notre algorithme d'assimilation sur un maillage à 10s, $0.5 * 0.5 \text{ km}^2$ (traits noirs continus), sont comparées aux données du pluviomètre du Pradel (lignes continues grises) et aux données extraites des champs radar à 1 km^2 (traits pointillés).

Une autre manière d'évaluer les performances de l'algorithme de reconstruction pour des points précis au sol consiste à calculer les coefficients de corrélation entre les données du capteur Ku et celles des pluviomètres. Le Tableau 3 (3^{ème} colonne) donne les coefficients de corrélation et les équations des droites de régression entre les données des pluviomètres et les sorties de notre algorithme pour différents temps d'intégration, entre 5 et 25 minutes. Les données utilisées dans ce tableau sont celles des 4 événements pluvieux (mélangés) pour les points où sont disposés les 7 pluviomètres localisés dans la zone d'assimilation étendue (vue la position des liaisons KU, notre algorithme ne peut pas fournir de résultats pour les points où sont situés les pluviomètres 1, 2 et 4 de la Figure 2).

Tableau 3 : Coefficients de corrélation et équations des droites de régression pour différents temps d'intégration entre pluviomètres et sorties de notre algorithme (3^{ème} colonne) et entre pluviomètres et radar (4^{ème} colonne). Sont également présentés le biais et le taux de pluie moyen enregistré par les pluviomètres. Les données de 7 pluviomètres et de tous les événements sont ici mélangées.

		Ku / pluviomètre	Radar / pluviomètres
r	5 min	0.63	0.69
	10 min	0.76	0.79
	15 min	0.77	0.83
	20 min	0.78	0.83
	25 min	0.82	0.84
Droite de régression	5 min	$0.53x + 0.64$	$0.61x + 0.64$
	10 min	$0.63x + 0.79$	$0.69x + 0.85$
	15 min	$0.62x + 1.08$	$0.69x + 1.16$
	20 min	$0.61x + 1.52$	$0.68x + 1.58$
	25 min	$0.57x + 1.58$	$0.64x + 1.56$
Biais (mm/h)		-3.8	-1.9
Taux pluie moyen (pluvios) (mm/h)		24.5	

On peut tout d'abord noter que l'algorithme d'assimilation sous-estime légèrement le taux de pluie moyen (le biais est de -3.8mm/h , à comparer à une pluviométrie moyenne de 24.5mm/h enregistrée par les pluviomètres). On peut noter néanmoins que le radar sous-estime également ce taux de pluie ponctuel moyen, mais dans une moindre mesure (-1.9mm/h). Les causes de cette sous-estimation sont difficiles à définir, surtout avec seulement 4 événements enregistrés (biais statistique, géographie de la région ?), mais ces résultats sont en tout état de cause cohérents avec ceux du Tableau 2, qui montrait déjà que l'algorithme basé sur les données du capteur Ku tendait à fournir des taux de pluie légèrement inférieurs à ceux du radar.

Pour un temps d'intégration de 5 minutes, le coefficient de corrélation entre données Ku et pluviomètres est assez faible (0.63), et la pente de la droite de régression est également assez faible (0.50). Cela confirme la tendance de notre algorithme à lisser les champs de pluie, tendance d'autant plus marquée que l'on compare ici des données ponctuelles (pluviomètres) à des données intégrées en espace (Ku). Nous allons alors chercher un temps d'intégration caractéristique auquel on obtiendrait une meilleure adéquation entre les deux jeux de données (en intégrant les sorties des pluviomètres et de notre algorithme sur de plus longues périodes). Les coefficients de corrélation entre données Ku et pluviomètres sont respectivement de 0.76 et 0.77 pour des temps d'intégration de 10 et 15 minutes, tandis que les pentes de la droite de régression sont de 0.63 et 0.62. Par conséquent, l'algorithme semble fournir de bons résultats sur des estimations ponctuelles de précipitations pour des temps d'intégration supérieurs ou égaux à 10 minutes. Pour des temps d'intégration plus longs, la corrélation n'augmente plus significativement (0.82 pour 25 minutes). On note par ailleurs que les coefficients de corrélation entre les données radar et pluviomètre (colonne 4 du Tableau 3) sont très similaires aux précédents, variant de 0.69 pour un temps d'intégration de 5 minutes à 0.79 à 10 minutes et 0.84 à 25 minutes. Cette similarité entre les comparaisons radar/pluviomètres et Ku/pluviomètres est probablement due au fait que les comparaisons sont faites entre mesures de natures différentes. Les données radar et Ku sont intégrées en espace. Lorsqu'on les compare à des données ponctuelles (pluviomètres), on obtient des droites de régression aux pentes significativement inférieures à 1.

Une analyse statistique complémentaire, que nous ne présentons pas ici par soucis de concision, a été menée à partir de champs de pluie synthétiques, simulés par un modèle multi fractal (voir [15] et [16] pour ce modèle). Les conclusions confirment l'étude sur données réelles.

5. Conclusions

L'utilisation d'un algorithme d'assimilation de données 4D-VAR nous a permis de reconstruire des champs de pluie à partir de données enregistrées par un capteur de mesure de l'atténuation d'ondes satellites en bande Ku (10-12 GHz). Nous avons ainsi produit des champs de pluie à une résolution temporelle de 10s et spatiale de $0.5 * 0.5\text{km}^2$ couvrant une zone d'environ $25 * 25\text{km}^2$. Ces champs se sont avérés avoir des caractéristiques similaires à ceux mesurés par les radars météorologiques dont la résolution est de 5 minutes et 1km^2 .

En comparant les champs reproduits par notre algorithme avec les champs radar pour des événements ayant eu lieu dans le sud-est de la France à l'automne 2013, nous avons vu que notre algorithme obtenait de très bons résultats dans la zone située directement sous les liaisons Ku, avec en particulier une très bonne reproduction du taux de pluie moyen. Cependant, nous avons noté que les performances de l'algorithme sur des zones plus étendues dépendaient fortement du réalisme du schéma d'advection utilisé pour propager les champs de pluie dans le temps et dans l'espace. Dans une région montagneuse comme les Cévennes-Vivarais (où était installé notre système d'observation), la propagation des cellules de pluie ne peut généralement pas être réduite à une pure translation des cellules pluvieuses sur des périodes longues. Nous nous sommes donc limités à des événements courts (pas plus de 45 minutes) et sélectionnés selon leurs caractéristiques advectives. Les zones de validation (zones couvertes directement ou indirectement par le capteur Ku) sont donc assez réduites. Néanmoins, une plus grande proportion d'événements (et sur des zones plus étendues) pourrait être traitée en utilisant plusieurs capteurs Ku.

Par ailleurs, les résultats de l'algorithme ont ici été validés face à des données issues de radars météorologiques et de pluviomètres. Cependant, dans le cas où des pluviomètres sont disponibles, il pourrait être intéressant d'adapter l'algorithme de manière à assimiler à la fois les données du capteur Ku et pluviomètres (fusion de données). Une telle expérience, impliquant radar météorologique, pluviomètres et liaisons micro-ondes (mais pas dans un cadre d'assimilation de données variationnelle), a été proposée récemment par [17]. L'ajout de données

ponctuelles (pluviomètres) aux données intégrées spatialement pourrait aider l'algorithme à mieux reproduire les extrêmes des champs de pluie.

On peut également noter que dans cette étude, la pluie est supposée tombée verticalement, et les atténuations mesurées par le capteur Ku sont projetées orthogonalement sur le sol. Une amélioration future dans l'algorithme pourrait être de prendre en compte les déplacements horizontaux des gouttes de pluie, produits par un champ de vent horizontal.

Pour finir, on note que cette méthode pourrait être une alternative crédible aux radars pour l'observation de la pluie dans des zones non couvertes (régions montagneuses ou pays en développement notamment). A plus long terme, on pourrait déployer des réseaux de mesure de la pluie dans des zones urbaines en particulier, via simplement l'ajout de petits boîtiers dédiés aux antennes TV existantes. Une étude de faisabilité est en cours sur ce sujet.

Remerciements

Ce travail a été soutenu par le Programme National de Télédétection Spatiale (PNTS, <http://www.insu.cnrs.fr/pnts>), par l'Institut Pierre-Simon Laplace (<http://www.ipsl.fr/>) et par HyMeX (<http://www.hymex.org/>).

Références bibliographiques

- [1] L. Barthès and C. Mallet, "Rainfall measurement from opportunistic use of earth-space link in Ku Band," *Atmospheric Meas. Tech. Discuss.*, vol. 6, no. 1, pp. 2113–2150, 2013.
- [2] H. Leijnse, R. Uijlenhoet, and J. Stricker, "Microwave link rainfall estimation: Effects of link length and frequency, temporal sampling, power resolution, and wet antenna attenuation," *Adv. Water Resour.*, vol. 31, no. 11, pp. 1481–1493, 2008.
- [3] A. Maitra and K. Chakravarty, "Ku-band rain attenuation observations on an Earth–space path in the Indian region," *Proc URSI Gen Assem. F*, vol. 1, no. 3, 2005.
- [4] D. Giuli, A. Toccafondi, G. Biffi Gentili, and A. Freni, "Tomographic reconstruction of rainfall fields through microwave attenuation measurements," *J. Appl. Meteorol.*, vol. 30, no. 9, pp. 1323–1340, 1991.
- [5] A. Zinevich, H. Messer, and P. Alpert, "Frontal rainfall observation by a commercial microwave communication network," *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, vol. 48, no. 7, pp. 1317–1334, 2009.
- [6] A. Overeem, H. Leijnse, and R. Uijlenhoet, "Country-wide rainfall maps from cellular communication networks," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 110, no. 8, pp. 2741–2745, 2013.
- [7] A. Zinevich, P. Alpert, and H. Messer, "Estimation of rainfall fields using commercial microwave communication networks of variable density," *Adv. Water Resour.*, vol. 31, no. 11, pp. 1470–1480, 2008.
- [8] G. Delrieu, B. Boudevillain, J. Nicol, B. Chapon, P.-E. Kirstetter, H. Andrieu, and D. Faure, "Bollène-2002 experiment: Radar quantitative precipitation estimation in the Cévennes-Vivarais Region, France," *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, vol. 48, no. 7, pp. 1422–1447, 2009.
- [9] P. K. Smolarkiewicz, "A simple positive definite advection scheme with small implicit diffusion," *Mon. Weather Rev.*, vol. 111, no. 3, pp. 479–486, 1983.
- [10] M. Bocquet, "Introduction aux principes et méthodes de l'assimilation de données en géophysique," *Notes Cours L'École Natl. Supér. Tech. Avancées*, 2005.
- [11] E. Kalnay, *Atmospheric modeling, data assimilation, and predictability*. Cambridge university press, 2003.
- [12] L. Nardi, C. Sorrow, F. Badran, and S. Thiria, "YAO: a software for variational data assimilation using numerical models," in *Computational Science and Its Applications–ICCSA 2009*, Springer, 2009, pp. 621–636.
- [13] J. C. Gilbert and C. Lemaréchal, "The module M1QN3," *INRIA Rocquencourt Rhone-Alpes*, 2006.
- [14] G. Molinié, D. Ceresetti, S. Anquetin, J. D. Creutin, and B. Boudevillain, "Rainfall regime of a mountainous Mediterranean Region: Statistical analysis at short time steps," *J. Appl. Meteorol. Climatol.*, vol. 51, no. 3, pp. 429–448, 2012.
- [15] S. Lovejoy and D. Schertzer, "Multifractals, universality classes and satellite and radar measurements of cloud and rain fields," *J. Geophys. Res. Atmospheres 1984–2012*, vol. 95, no. D3, pp. 2021–2034, 1990.
- [16] S. Verrier, L. De Montera, L. Barthès, and C. Mallet, "Multifractal analysis of African monsoon rain fields, taking into account the zero rain-rate problem," *J. Hydrol.*, vol. 389, no. 1, pp. 111–120, 2010.
- [17] B. Bianchi, P. Jan van Leeuwen, R. J. Hogan, and A. Berne, "A Variational Approach to Retrieve Rain Rate by Combining Information from Rain Gauges, Radars, and Microwave Links," *J. Hydrometeorol.*, vol. 14, no. 6, pp. 1897–1909, 2013.